

• 计算机科学与技术 •

DOI:10.12454/j.jsuese.202300707



本刊网刊

基于混合差分进化与鼠群优化算法的飞行冲突解脱方法

王世豪¹, 李玉贞^{2*}, 熊其冰¹, 杨红雨^{3*}

(1. 河南警察学院 网络安全系, 河南 郑州 450046; 2. 郑州警察学院 网络安全与智慧警务学院, 河南 郑州 450000;
3. 四川大学 视觉合成图形图像技术国防重点学科实验室, 四川 成都 610065)

摘要: 飞行冲突解脱是提高空中交通流量、降低飞行延误以及确保飞行安全的关键。针对差分进化算法(differential evolution, DE)在解决多航空器飞行冲突解脱问题时存在的搜索速度慢、求解精度低、易陷入局部最优的不足, 结合差分进化算法和鼠群优化算法(rat swarm optimizer, RSO)的优势提出一种混合差分进化鼠群优化算法(HDERSO)。HDERSO在DE的基础上融入了RSO的寻优机制, 并基于不同进化阶段的需求, 采用选择概率自适应调整算法所需的后代生成策略, 为搜索过程提供方向性指导, 避免了寻优盲目性和无效性。提出的算法能够在进化前期利用DE的全局搜索能力加强对整个解空间的探索, 降低早熟收敛的风险; 在进化中后期该方法充分利用RSO的局部搜索能力加快收敛, 提高了计算速度和寻优精度。在 29 个 IEEE CEC2017 基准测试函数上的实验结果表明, 所提方法具有较强的收敛性能和较高的寻优效率。进一步构建基于最小化航迹偏移距离的飞行冲突解脱模型, 设计多种具有不同冲突特征的典型飞行场景, 并综合航向调整、速度调整及复合调整 3 种冲突解脱策略对 HDERSO 的解脱性能进行仿真验证。结果表明, 所提方法能够有效地解脱飞行冲突, 求解质量高、收敛速度快, 显著优于对比算法, 是一种简单、有效的冲突解脱方法。最后, 针对不同的冲突场景多角度分析了 3 种冲突解脱策略的优先级。

关键词: 飞行冲突解脱; 差分进化算法; 鼠群优化算法; 冲突解脱策略

中图分类号: V355

文献标志码: A

文章编号: 2096-3246(2025)03-0223-12

随着中国经济稳中向好, 民航运输业持续恢复, 人民群众出行需求的不断增加也带来了空中交通流量的快速增长。然而, 在有限的空域资源下, 航空器数量的增加势必会导致飞行冲突风险增大, 危及飞行安全^[1]。因此, 研究飞行冲突解脱问题至关重要, 而高效、可靠、稳定的冲突解脱方法是解决该问题的关键。

在冲突解脱方法方面, 研究人员已开展了大量的相关工作。文献[2]将人工势场法应用于多飞行器冲突问题, 虽然在计算速度和求解效率上表现较好, 但该方法容易陷入局部最优, 生成不符合实际需求的解。文献[3-5]利用遗传算法对飞行冲突解脱问题进行研究, 取得了一定的成果, 但遗传算法寻优速度慢、收敛精度低等缺点并未得到有效解决, 一定程度上限

制了其实用性。文献[6-8]尝试将粒子群优化算法应用于飞行冲突解脱问题, 实验结果验证了该算法具有较好的求解性能, 然而随着飞行器数量的增加, 该算法更易陷入局部最优, 生成的最优解精度较低。文献[9]利用几何分析方法对低空无人机飞行冲突问题进行研究, 但冲突场景较为简单, 仅限于两机冲突解脱。文献[10]利用空间离散混合整数线性模型解决空中冲突, 但其计算量较大, 实用性较差。文献[11-13]将强化学习方法应用于飞行冲突解脱问题, 并验证了其可行性和高效性, 但该方法过于依赖训练的数据, 无法确保百分百获得解脱方案。

综上, 现有研究仍存在以下不足: 1) 常用的冲突解脱方法存在求解精度低、收敛速度慢、容易陷入局

收稿日期: 2023-09-08 修回日期: 2023-11-28 网络出版日期: 2024-06-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(U20A20161); 河南省科技攻关项目(232102211031; 252102210109); 河南省高等学校青年骨干教师培养计划(2024GGJS147); 河南省高等学校重点科研项目(25A520038); 河南警察学院青年骨干教师培养计划资助项目; 中央高校基本科研业务经费项目(2025TJJBKY013); 河南警察学院警务专项课题(HNJY-2024-JWZX-23)

作者简介: 王世豪(1987—), 男, 副教授, 博士。研究方向: 计算智能及其应用。E-mail: bhwang001@126.com

* 通信作者: 李玉贞, E-mail: liyuzhen@rpc.edu.cn; 杨红雨, 教授, E-mail: yanghongyu@scu.edu.cn

部最优等缺陷,在不同的冲突场景下适用性较差;2)冲突解脱策略过于单一,大多数研究局限于航向调整策略,未充分考虑融合改变速度的复合调整策略。

差分进化(differential evolution, DE)是一种随机搜索全局优化算法^[14],具有原理简单、全局优化性能高、鲁棒性强、扩展性良好等特点,已经在函数优化^[15-16]、背包问题^[17-18]、特征选择^[19-20]、人脸识别^[21]、神经网络^[22]以及工程调度^[23-24]等诸多领域得到应用。目前,有关该算法在飞行冲突解脱问题中的应用文献鲜少,本文尝试利用DE算法对多航空器飞行冲突进行解脱。

然而,传统的差分进化算法在求解复杂高维、多峰优化问题时容易出现收敛速度慢、收敛精度低等情况^[25-26]。鼠群优化算法(rat swarm optimizer, RSO)是一种模拟鼠群追逐猎物及与猎物搏斗行为的新型启发式算法,具有结构简单、调控参数少、收敛快速等优点^[27-28],能够较好地弥补差分进化算法的缺陷。为此,本文结合DE与RSO算法的优点提出一种混合差分进化鼠群优化算法(HDERSO),并将其应用于多航空器飞行冲突解脱问题。HDERSO能够在进化前期利用DE的全局探索能力对整个解空间进行广泛搜索,而在搜索后期更多利用RSO的局部开发能力快速向全局最优收敛。

采用IEEE CEC2017基准函数集^[29]对HDERSO的性能进行评估,并利用其对构建的基于航迹偏移距离最短的飞行冲突解脱模型进行优化。提出的算法综合利用航向调整、速度调整以及两者相结合的复合调整策略对两机、三机以及四机飞行冲突进行解脱。实验结果表明,HDERSO具有更高的优化性能,能够有效解决多机之间的飞行冲突解脱问题,缩短航迹偏移距离,降低飞行延误。

1 算法基础

不失一般性,以最小化问题 $\min f(x)$ 为研究对象,假定其搜索空间为 $\prod_{j=1}^D [x_{j,L}, x_{j,U}]$,其中 $x_{j,L}$ 和 $x_{j,U}$ 分别为第 j 个决策变量的上下限, D 为决策空间的维数。

1.1 差分进化算法

差分进化算法是一种基于种群的随机搜索方法,每一代的种群 P_G 由 NP 个具有 D 维决策变量 $x_{i,j,G}$ 的个体 $X_{i,G}$ 组成,其中, $i \in \{1, 2, \dots, NP\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 。在随机初始化种群 P_0 之后,DE算法通过先后执行变异、交叉和选择操作来进行迭代寻优,直至达到最大进化代数 $\text{Max}G$ 。

1)变异。对于当前种群中的每个目标个体 $X_{i,G}$,

DE随机从父代种群中选取3个互不相同的个体,并利用式(1)生成相应的变异个体 $V_{i,G+1} = \{v_{i,j,G+1}, v_{i,j,G+1}, \dots, v_{i,j,G+1}\}$ 。

$$V_{i,G+1} = X_{r_1,G} + F \cdot (X_{r_2,G} - X_{r_3,G}) \quad (1)$$

式中: F 为缩放因子; r_1 、 r_2 和 r_3 为父代个体的索引,且满足 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$ 。

2)交叉。DE利用式(2)所示的2项式交叉对 $X_{i,G}$ 和 $V_{i,G+1}$ 进行重组以生成相应的实验个体 $U_{i,G+1} = \{u_{i,j,G+1}, u_{i,j,G+1}, \dots, u_{i,j,G+1}\}$ 。

$$u_{i,j,G+1} = \begin{cases} v_{i,j,G+1}, & r_j \leq CR \text{ 或 } j = j_r; \\ x_{i,j,G}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, CR 为交叉概率, j_r 为 $\{1, 2, \dots, D\}$ 内的随机整数, r_j 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

3)选择。执行完上述操作后,DE通过式(3)对生成的 $U_{i,G+1}$ 进行评价。如果 $U_{i,G+1}$ 优于目标个体 $X_{i,G}$,则其被保留至下一代 P_{G+1} ;否则,直接被淘汰,而 $X_{i,G}$ 进入下一代 P_{G+1} :

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G+1}, & f(U_{i,G+1}) < f(X_{i,G}); \\ X_{i,G}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

1.2 鼠群优化算法

鼠群优化算法是一种模拟老鼠在自然界中追逐和攻击猎物行为的群智能优化算法,其寻优过程主要包括追逐猎物和攻击猎物两种操作。

1)追逐猎物。该操作可用下式进行描述:

$$V_{i,G} = A \cdot X_{i,G} + C \cdot (X_{\text{best},G} - X_{i,G}) \quad (4)$$

式中: $X_{i,G}$ 表示第 i 只老鼠在第 G 代的位置; $X_{\text{best},G}$ 表示第 G 代种群中最优老鼠所在位置; $V_{i,G}$ 表示第 i 只老鼠追逐猎物之后所在的位置; A 和 C 为参数,可通过式(5)~(6)计算:

$$A = R - G \cdot \frac{R}{\text{Max}G} \quad (5)$$

$$C = 2 \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (6)$$

式(5)~(6)中, G 为当前进化代数, $\text{Max}G$ 为最大进化代数, R 为 $[1, 5]$ 之间的随机数, $\text{rand}(0, 1)$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

2)攻击猎物。老鼠攻击猎物的过程可用下式进行定义:

$$X_{i,G+1} = X_{\text{best},G} - V_{i,G} \quad (7)$$

式中, $X_{i,G+1}$ 为第 i 只老鼠更新后的第 $G+1$ 代的位置。

2 HDERSO算法及其性能

2.1 HDERSO算法

从差分进化算法的工作原理不难看出,DE算法生成的后代质量主要受式(1)和(2)所示的变异和交叉

影响。变异是DE的核心,由于参与该操作的3个个体均随机来自于父代个体,因此能够增加变异过程的随机性,有助于个体在未知的搜索空间中进行全局探索,通过不断尝试搜索不同区域寻找最优解,降低了陷入局部最优的风险。然而,缺乏指向性的变异过程不利于全局收敛,容易出现收敛速度慢、寻优精度低等情况。相比之下,在RSO的寻优过程中,式(4)和(7)以种群中的最优个体 $X_{best,G}$ 为导向,加强了搜索过程的集中性,提高了算法的收敛速度和收敛精度。为结合两种算法的优势,将RSO的后代生成机制引入到DE中,并利用选择概率确定HDERSO采用何种后代生成策略,其过程可用式(8)和(9)进行描述。

$$U_{i,G+1} = \begin{cases} \text{式(1)、(2), } \text{rand}(0, 1)_G \leq SP_G; \\ X_{best,G} - (A \cdot X_{i,G} + C \cdot (X_{best,G} - X_{i,G})), \text{ 其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$SP_G = 1 - e^{1 - (\text{Max}G/G)^2} \quad (9)$$

式(8)~(9)中: $\text{rand}(0, 1)_G$ 随机分布在区间 $[0, 1]$; SP_G 为选择概率,决定了后代个体的生成策略。

由式(8)和(9)可知, SP_G 会随着进化代数的增加而由大变,这意味着HDERSO算法能够在不同的进化阶段充分融合DE和RSO两种算法的搜索优势来增强寻优能力。在算法搜索前期, $\text{rand}(0, 1)_G \leq SP_G$ 的概率较大, HDERSO更多选择DE的变异和交叉操作来生成后代,从而尽可能多地对整个搜索空间进行探索,发现更多有希望的区域,避免早熟收敛。而在算法搜索的中后期,随着 SP_G 减小, $\text{rand}(0, 1)_G > SP_G$ 的概率逐渐变大, HDERSO更多地选用RSO来促进后代个体的生成,从而加强个体对前期已找到的最优解所处附近区域的搜索,加快寻优过程,避免进化停滞。

在DE算法中,控制参数 F 和 CR 对生成的后代个体质量有着重要影响。原有针对整个种群的参数设置方式并不适用于每个个体,事实上,个体在搜索过程中既要具备发散式搜索能力,又要具有集中式搜索能力。前者有助于提高全局探索能力,而后者有利于加快收敛速度。因此,应当随着种群进化过程的变化而对控制参数进行适当调整。具体而言,如果某个个体连续多代(ST)未能生成更优后代,则该个体的参数应当重新生成以调整搜索过程,否则保持不变。参数设置如下式所示:

$$F_{i,G+1} = \begin{cases} F_{i,G}, t_i < ST; \\ F_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (F_{\max} - F_{\min}), t_i \geq ST \end{cases} \quad (10)$$

$$CR_{i,G+1} = \begin{cases} CR_{i,G}, t_i < ST; \\ CR_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (CR_{\max} - CR_{\min}), t_i \geq ST \end{cases} \quad (11)$$

式(10)~(11)中: $F_{\min} = 0.4$ 和 $F_{\max} = 0.6$ 分别为参数 F 的

最小值和最大值; $CR_{\min} = 0.8$ 和 $CR_{\max} = 1.0$ 分别为参数 CR 的最小值和最大值; $\text{rand}(0, 1)$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; t_i 为用于统计个体 i 连续未能生成更优后代的进化代数; ST 为预设的阈值,设置为3。

此外,如果整个种群连续多代(PST)未能搜索到更优解,则需要对每个个体的参数进行重新调整,以便增加搜索多样性,具体如式(12)~(13)所示。

$$F_{i,G+1} = \begin{cases} F_{i,G}, pt < PST; \\ F_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (F_{\max} - F_{\min}), pt \geq PST \end{cases} \quad (12)$$

$$CR_{i,G+1} = \begin{cases} CR_{i,G}, pt < PST; \\ CR_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (CR_{\max} - CR_{\min}), pt \geq PST \end{cases} \quad (13)$$

式(12)~(13)中: pt 为用于统计种群连续未能搜索到更优解的进化代数; PST 为预设的阈值,设置为10;其他参数设置同上。

2.2 HDERSO的性能

为验证HDERSO的性能,引入IEEE CEC2017基准测试函数集^[29]进行数值实验,并将其与DE^[14]、RSO^[27]、粒子群优化算法(PSO)^[8]以及OBLDE-RSO算法^[28]比较。IEEE CEC2017基准函数集由29个测试函数组成,其中, f_1 和 f_3 为单峰函数, $f_4 \sim f_{10}$ 为多峰函数, $f_{11} \sim f_{20}$ 为混合函数, $f_{21} \sim f_{30}$ 为组合函数。据文献^[29],设置函数维数为30,最大函数评估次数为300 000。为确保对比的公平性,每种算法的种群规模设置为100,并在每个函数上独立运行30次,其他参数设置详见对应的文献。附录A表A1统计了各算法在测试函数上独立运行30次所得的最优解均值和标准差,其中,最优结果用*表示。同时,利用5%显著性水平的Wilcoxon和Friedman检验对附录A表A1的结果进行统计分析,如图1和2所示,图中数值表示各算法与本文算法相比较的结果。

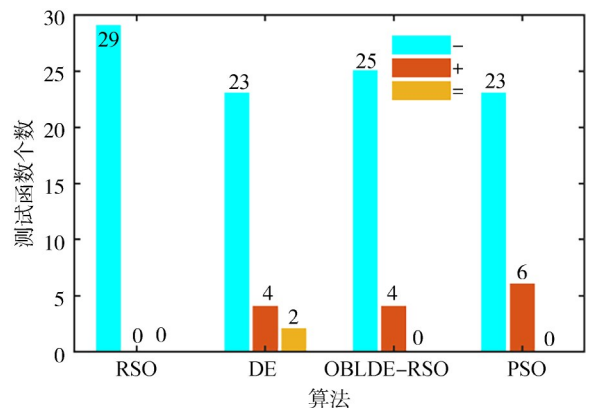


图1 Wilcoxon检验统计结果

Fig. 1 Statistical results of Wilcoxon test

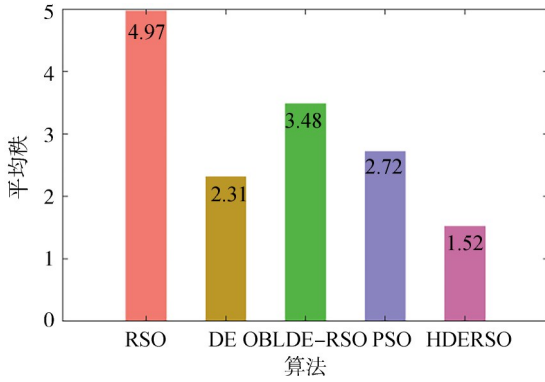


图2 Friedman 检验统计结果

Fig. 2 Statistical results of Friedman test

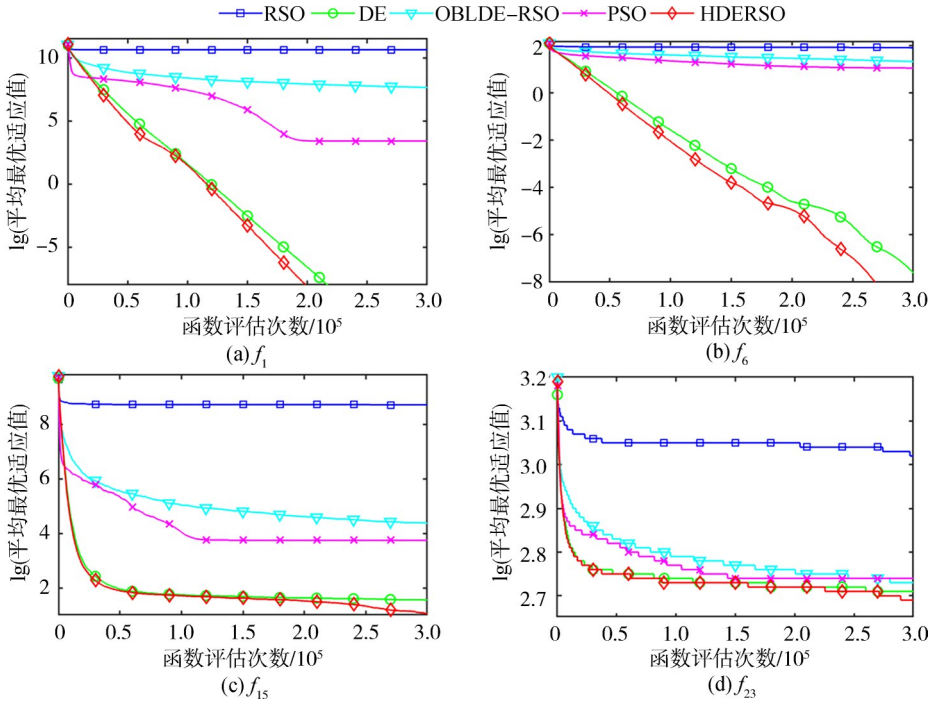


图3 各算法在部分测试函数上的进化曲线

Fig. 3 Evolution curves for different algorithms on part of the test functions

3 基于 HDERSO 的飞行冲突解脱

3.1 飞行冲突解脱模型

假定 N 架航空器在固定的高度飞行, 在进行冲突解脱时, 不考虑高度层的改变, 仅在水平面内调整航向或速度。为避免大角度转弯, 假设飞行航向为左转 30° 、保持原航向和右转 30° ; 同时, 将速度的调整范围限定在 $50\% \sim 150\%$ 。航空器在空域内发生飞行冲突时需要利用冲突解脱方法结合具体的解脱策略规划出新的飞行路线(解脱航迹 CT), 导致其与原有飞行路线(计划航迹 PT)的偏移, 偏移越大, 飞行延误越大, 燃油消耗越多。因此, 飞行冲突解脱问题的目标就是确保解脱航迹与计划航迹之间的偏移距离最小。将航空器的在空域内的飞行过程离散化为 K 步, 可得式(14)所示的目标函数:

$$f = \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \|CT_{i,j} - PT_{i,j}\| \quad (14)$$

式中, $\|CT_{i,j} - PT_{i,j}\|$ 为第 i 架航空器在第 j 步时的解脱航迹点与计划航迹点之间的距离。同时, 任意两架航空器之间的距离需要满足最小水平安全间隔, 即:

$$\|CT_{m,j} - CT_{n,j}\| = \sqrt{(x_{m,j} - x_{n,j})^2 + (y_{m,j} - y_{n,j})^2} \geq \delta \quad (15)$$

式中: $(x_{m,j}, y_{m,j})$ 和 $(x_{n,j}, y_{n,j})$ 分别为航空器 m 和 n 在第 j 步的位置坐标; δ 为《民用航空空中交通管理规则》^[30] 规定的最小水平安全间隔, 进近管制阶段为 6 km 。

利用 HDERSO 对上述飞行冲突解脱模型进行求解时, 需要对式(14)进行调整以构造适应值函数:

$$fit = 1 - e^{-\lambda f} \quad (16)$$

式中, λ 为常数。如果解脱航迹与计划航迹之间的偏

由附录 A 表 A1 和图 1 可知, HDERSO 在大多数函数上的性能优于对比算法。HDERSO 分别在 29、23、25 和 23 个测试函数上比 RSO、DE、OBLDE-RSO 和 PSO 表现更加出色。特别是在单峰、混合和组合函数上, HDERSO 相较于对比算法拥有更高的求解精度。此外, 由图 2 可知, HDERSO 的平均秩最小, 这意味着其整体性能最优。

为直观地展示各算法的收敛性能, 图 3 进一步绘制了部分测试函数的进化曲线。由图 3 可以看出, HDERSO 的收敛速度明显快于其他对比算法, 同时具有更高的收敛精度。

移距离 f 越小,则适应值越小,意味着解脱航迹更优。当解脱航迹违反水平安全间隔约束时,将适应值 fit 置为1,算法在寻优过程中会自动淘汰不符合约束的解。

3.2 飞行冲突场景

假设多架航空器在一个 $60\text{ km}\times 60\text{ km}$ 的空域内以相同的速度沿直线飞行,飞行总步数为20,步长为最小水平安全间隔的一半(3 km)。在此基础上构建针对两机、三机以及四机的飞行冲突场景。

1)两机冲突场景CS1。航空器F1的起点和终点位置分别为(0, 30.0)和(60.0, 30.0),航空器F2的起点和终点位置分别为(8.8, 8.8)和(51.2, 51.2)。两机之间的航向夹角为 45° ,形成同向交叉冲突。

2)三机冲突场景CS2。航空器F1的起点和终点位置分别为(0, 30.0)和(60.0, 30.0),航空器F2的起点和终点位置分别为(30.0, 0)和(30.0, 60.0),航空器F3的起

点和终点位置分别为(60.0, 30.0)和(0, 30.0)。F2与F1及F3之间的航向夹角为 90° ,形成垂直交叉冲突;F1和F3之间的航向夹角为 180° ,形成逆向对头冲突。

3)四机冲突场景CS3。在冲突场景CS2的基础上增加航空器F4,其起点和终点位置分别为(30.0, 60.0)和(30.0, 0)。F2和F4与F1及F3之间的航向夹角均为 90° ,形成垂直交叉冲突;F1和F3以及F2和F4之间的航向夹角均为 180° ,形成逆向对头冲突。

3.3 实验及结果

利用HDERSO算法通过航向调整、速度调整以及两者相结合的复合调整策略对上述飞行冲突场景进行解脱仿真。设置种群规模为100,最大进化代数为1 000。解脱仿真结果如图4~6所示,左图为解脱航迹,右图为两两航空器间的距离与最小水平安全间隔的对比结果。

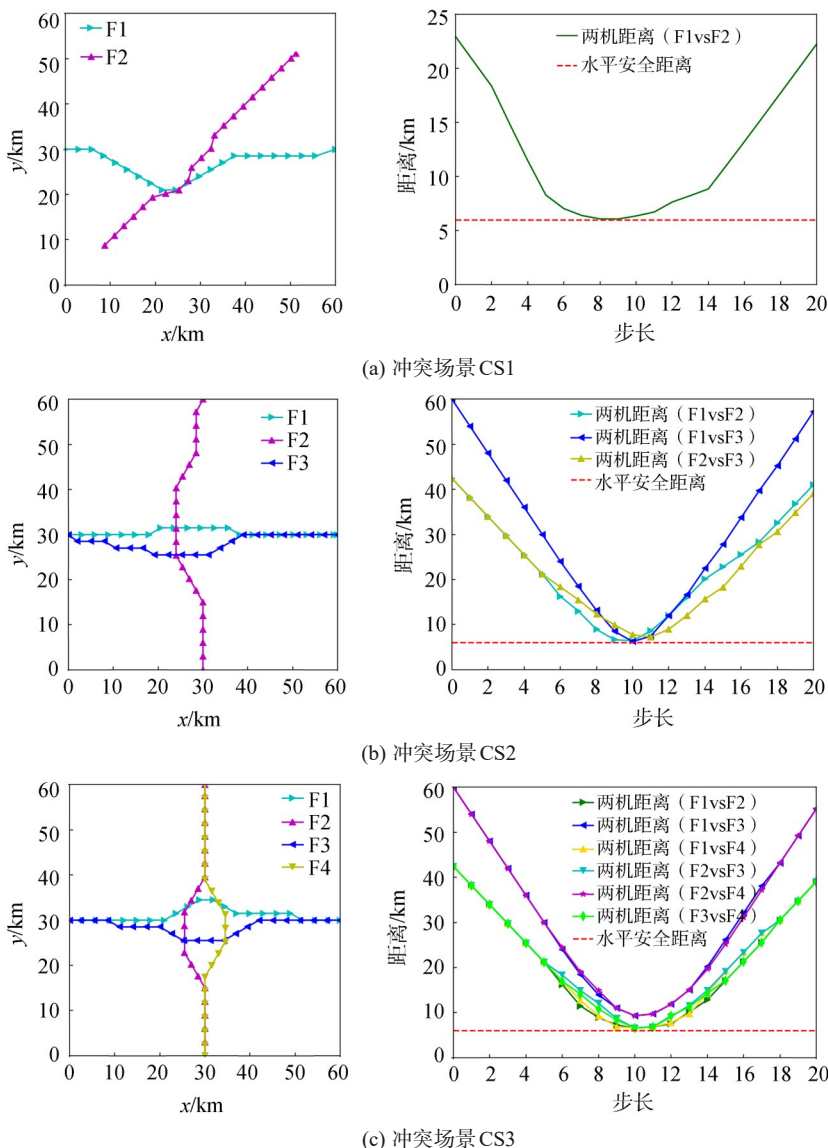


图4 HDERSO采用航向调整策略在不同冲突场景下的解脱效果

Fig. 4 Resolution effects of HDERSO using heading adjustment strategy in different conflict scenarios

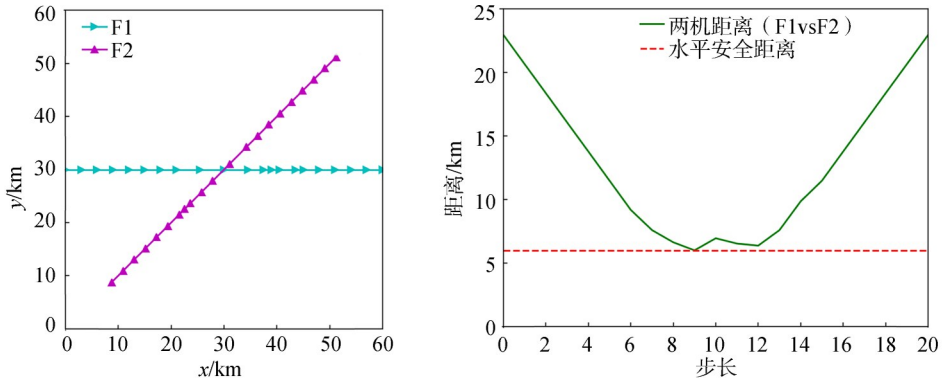


图5 HDERSO采用速度调整策略在冲突场景CS1下的解脱效果

Fig. 5 Resolution effects of HDERSO using speed adjustment strategy in conflict scenario CS1

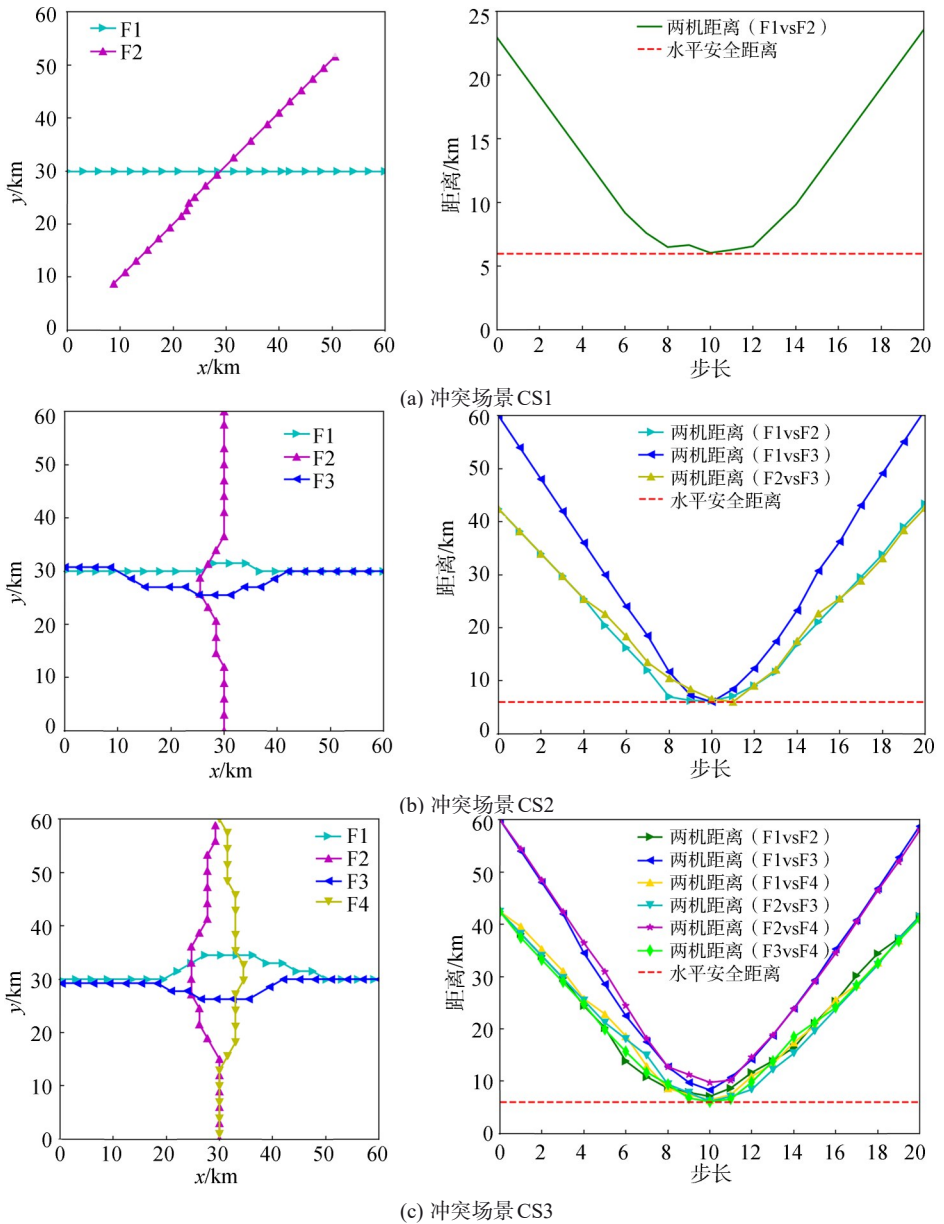


图6 HDERSO采用复合调整策略在不同冲突场景下的解脱效果

Fig. 6 Resolution effects of HDERSO using composite adjustment strategy in different conflict scenarios

图4~6的结果表明:在冲突场景CS1下,HDERSO采用航向调整、速度调整以及复合调整3种策略均能

实现冲突解脱。然而,对于冲突场景CS2和CS3,由于存在逆向对头冲突,HDERSO无法通过改变速度来实

现解脱,但能够通过航向调整和复合调整策略完成对冲突的解脱。整体上来看,HDERSO能够在确保最小飞行安全间隔的前提下,采用不同的解脱策略有效地解决多架航空器之间的冲突解脱问题。

进一步地,在不同场景下,将HDERSO的解脱性

能与RSO、DE、OBLDE-RSO和PSO这4种优化算法进行对比。种群规模均设置为100,每种算法在每个冲突场景上均独立运行20次,其他参数设置同上,实验结果见表1。表1中,符号“—”表示不适用,*表示最优结果。

表1 不同算法在不同冲突场景下的解脱结果

Tab. 1 Resolution results of different algorithms in different conflict scenarios

场景	调整策略	RSO		DE		OBLDE-RSO		PSO		HDERSO	
		偏移距离	适应值	偏移距离	适应值	偏移距离	适应值	偏移距离	适应值	偏移距离	适应值
冲突场景CS1	航向调整	190.71	0.316 5	160.63	0.273 9	152.85	0.263 2	159.49	0.272 7	136.87*	0.239 4*
	速度调整	71.48	0.132 9	54.08	0.102 4	45.75	0.087 4	50.25	0.095 6	39.15*	0.075 3*
	复合调整	94.42	0.171 9	65.28	0.122 2	65.00	0.121 8	70.62	0.131 6	47.24*	0.090 1*
冲突场景CS2	航向调整	184.61	0.307 8	146.09	0.253 2	142.02	0.247 2	142.84	0.248 2	124.19*	0.219 8*
	速度调整	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	复合调整	196.21	0.323 5	118.61	0.210 9	113.08	0.202 1	145.09	0.251 2	95.75*	0.174 1*
冲突场景CS3	航向调整	292.16	0.253 0	220.40	0.197 6	234.34	0.208 6	220.80	0.198 0	192.18*	0.174 8*
	速度调整	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	复合调整	368.78	0.307 6	220.84	0.197 9	204.04	0.183 9	270.11	0.235 5	183.61*	0.167 6*

由表1可以看出:HDERSO在不同冲突场景下所得的适应值均小于对比算法,表明求得的解质量更优;同时,更小的偏移距离意味着规划的解脱航迹更接近于计划航迹,从而减少了燃油消耗,节省了飞行成本。图7~9为在不同冲突场景下,利用不同算法分

别采用航向、速度、复合调整策略得到的进化曲线。对图8而言,场景CS2和CS3存在逆向对头冲突,所有算法均无法采用速度调整策略实现冲突解脱。由图7~9可知,HDERSO在收敛速度和收敛精度上均表现出更强的竞争力。

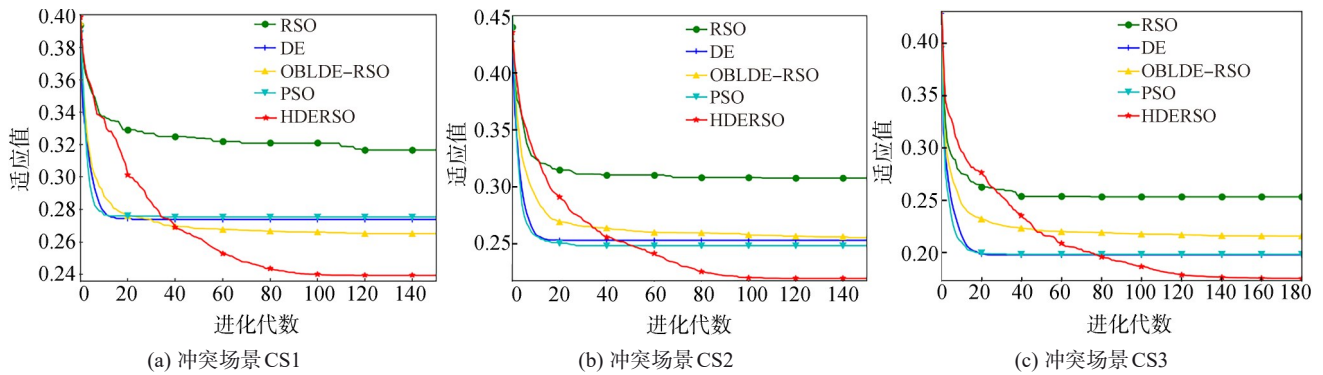


图7 不同算法采用航向调整策略在不同冲突场景下的进化曲线

Fig. 7 Evolution curves of different algorithms using head-ing adjustment strategy in different conflict scenarios

进一步分析HDERSO采用3种调整策略的解脱效果:对于冲突场景CS1,速度调整优于复合调整,而复合调整优于航向调整;对于冲突场景CS2和CS3,速度调整策略无法实现冲突解脱,仅可采用航向调整和复合调整两种解脱策略,而且复合调整策略更优。速度调整策略在不改变飞行航向的前提下,通过加减速实现冲突解脱,能有效减少解脱航迹与计划航迹间的偏移,但场景适用性差,尤其是无法解决对头冲突;此外,该策略对飞行员操作技术和速度变化范围要求更

高。航向调整策略适用于不同的冲突场景,更容易实施,常用于解决同一水平面内的飞行冲突;然而,航向的改变往往需要较大的机动空间,导致偏移距离较大。相比之下,复合调整策略在不同场景下的解脱结果优于航向调整策略,但由于同时涉及航向和速度的改变,无疑增加了管制员和飞行员的操作复杂度。

综上,从场景适用性、求解质量以及操作复杂性3个评价指标进行多角度分析,可得冲突解脱策略的优先级,见表2。

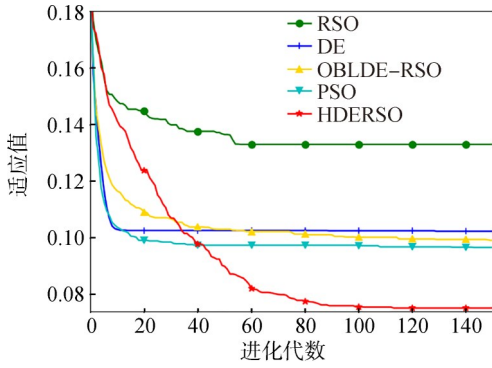
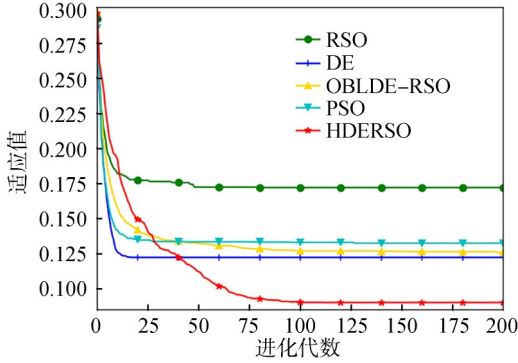
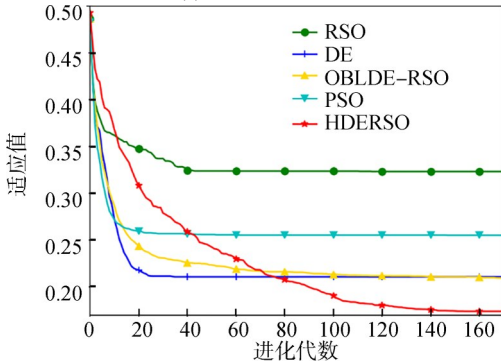


图8 不同算法采用速度调整策略在冲突场景CS1下的进化曲线

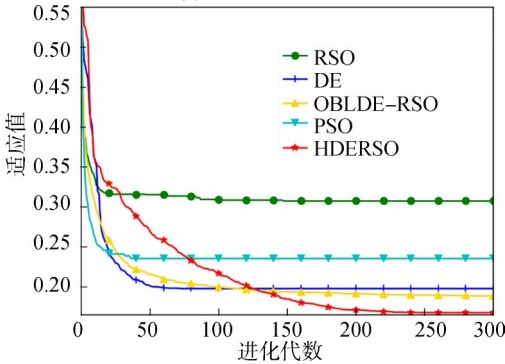
Fig. 8 Evolution curves of different algorithms using speed adjustment strategy in conflict scenario CS1



(a) 冲突场景CS1



(b) 冲突场景CS2



(c) 冲突场景CS3

图9 不同算法与冲突场景下采用复合调整策略的进化曲线

Fig. 9 Evolution curves of different algorithms using composite adjustment strategy in different conflict scenarios

表2 冲突解脱策略的优先级

Tab. 2 Priority of conflict resolution strategies	
评价指标	冲突解脱策略的优先级
场景适用性	复合调整 = 航向调整 > 速度调整
求解质量	速度调整 > 复合调整 > 航向调整
操作复杂性	航向调整 > 速度调整 > 复合调整

4 讨论

基于第2.2和第3.3节的实验结果能够看出,本文提出的HDERSO算法在函数优化和飞行冲突解脱问题上具有竞争性优势,明显优于其他对比算法。其较高的性能得益于对DE的全局探索能力与RSO的局部开发能力的有效融合。在算法运行初期,DE被更多地用于维持种群多样性,加强全局搜索;在算法运行中后期,RSO被更多地选用来增强局部开发、加快收敛。

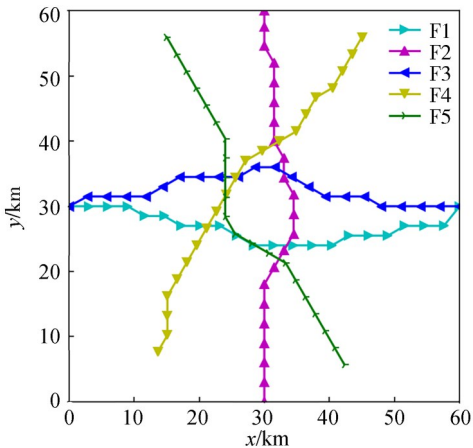
在飞行冲突解脱应用部分,构建的飞行冲突解脱模型主要针对的是民航运输飞机,且两机之间的最小水平安全间隔以《民用航空空中交通管理规则》中有关进近管制阶段雷达水平间隔标准的规定为依据;而对于区域管制阶段的冲突解脱,可根据相关规定将最小水平安全间隔限定为10 km。然而,在实际应用中,受限于不同类型飞机的性能及不同管制阶段的管制需求,飞行冲突解脱模型的评价目标需要作出相应调整(如总航线长度最小或飞行延误最小等)。

对于第3.3节所用的航向调整、速度调整以及复合调整解脱策略,通常需要较大的动作空间,解脱过程较为复杂,适用于中长期冲突解脱;而对于短期冲突,高度调整策略更能满足实时解脱需求,但可能会对其他高度层的航空器造成影响。因此,冲突解脱策略需要根据空管的管制需求和空中交通实时运行情况进行合理选择,从而在确保飞行安全的前提下,尽可能地降低因冲突解脱而引起的额外运行成本和管制压力。

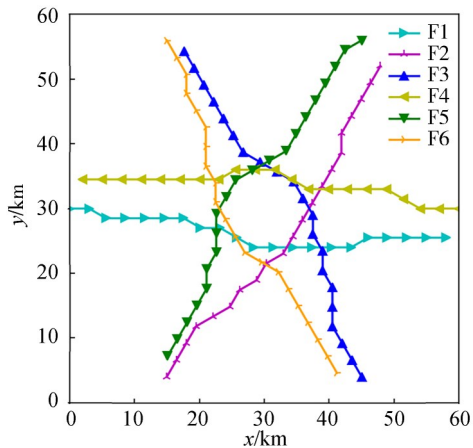
飞行冲突解脱问题本质上可归结为全局优化问题,而HDERSO是一种全局优化算法,能够从包含众多可行解脱方案的搜索空间中找到一个更优方案,对飞行冲突解脱问题具有较好的适用性。从第3.3节的实验结果可以看出,HDERSO能够获得更小的目标适应值,在更少的进化代数内规划出更优的解脱航迹。HDERSO与多种智能优化算法进行了比较,表现出了竞争性优势;而与其他方法(如强化学习)就操作复杂性、解脱成功率、计算效率等多个角度的对比值得进一步深入研究。

此外,受空域容量限制,在实际飞行场景中同一

高度层内仅有少量航空器会构成飞行冲突,同时出现五机、六机飞行冲突并不多见。进一步地,实验验证了HDERSO在五机和六机飞行冲突解脱中的适用性,结果如图10所示。图10中:五机冲突是在三机冲突CS2的基础上,增加了F4和F5,两机之间的航向夹角为 60° ,而F4和F3以及F5和F1之间的航向夹角均为 60° ;在六机冲突场景中,相邻两机之间的航向夹角均为 60° 。由图10可以看出,随着航空器数量的增加,算法的计算复杂度和运行时间会有所上升。



(a) 五机冲突解脱



(b) 六机冲突解脱

图10 HDERSO采用航向调整策略在五机、六机冲突场景下的解脱效果

Fig. 10 Resolution effects of HDERSO using heading adjustment strategy in 5 and 6 aircraft conflict scenarios

5 结论

本文结合差分进化算法和鼠群优化算法的优点提出一种HDERSO算法,并将其应用于飞行冲突解脱问题。主要结论如下:

1)提出的HDERSO综合了DE的全局搜索能力和RSO的快速收敛特点,在IEEE CEC2017基准测试函数集上的数值实验结果表明其寻优速度更快、求解质

量更高。

2)构建了飞行冲突解脱模型,并设计了具有不同冲突特征的飞行场景。利用HDERSO通过航向调整、速度调整以及复合调整解脱策略对不同的冲突场景进行解脱仿真,验证了提出的HDERSO是一种有效、可行的冲突解脱方法。

3)针对基于HDERSO的飞行冲突解脱方法,从场景适用性、求解质量以及操作复杂性多个角度分析了航向调整、速度调整以及复合调整冲突解脱策略的优先级,为相关部门结合实际冲突场景需求选择解脱策略提供了一定的参考和借鉴。

附录见本刊网络版,扫描标题旁的二维码可阅读网络全文。

参考文献:

- [1] Wu Haolin. Research on flight conflict resolution strategy based on cooperative multi-agent reinforcement learning [D]. Chengdu: Sichuan University, 2021. [吴昊霖. 基于协作多智能体强化学习的飞行冲突解脱策略研究[D]. 成都: 四川大学, 2021.]
- [2] Guan Xiangmin, Lyu Renli. Conflict resolution method for multiple aircraft based on hybrid artificial potential field and ant colony algorithm[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2020, 44(1): 28-33. [管祥民, 吕人力. 基于混合人工势场与蚁群算法的多飞行器冲突解脱方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2020, 44(1): 28-33.]
- [3] Wu Jun, Zhang Jingjuan. Conflict resolution of multiple airplanes in free flight based on the genetic algorithm[J]. CA-AI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(1): 16-20. [吴君, 张京娟. 采用遗传算法的多机自由飞行冲突解脱策略[J]. 智能系统报, 2013, 8(1): 16-20.]
- [4] Feng Xingjie, Zhao Rui. Conflict resolution of airplanes based on multi-objective genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(7): 2577-2581. [冯兴杰, 赵睿. 多目标遗传算法在飞行冲突解脱中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(7): 2577-2581.]
- [5] Zhen Ran, Wang Pan, Wu Xiaojing, et al. A method of unmanned aerial vehicles conflict resolution based on quantum genetic algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(17): 6963-6969. [甄然, 王攀, 武晓晶, 等. 基于量子遗传算法的无人机冲突解脱方法[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(17): 6963-6969.]
- [6] Cui Liwei, Shi Weiren, Liu Xiangming, et al. Air conflict resolution based on genetic algorithm and particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications,

- 2013,49(7):263–266.[崔莉薇,石为人,刘祥明,等.基于遗传粒子群算法的飞行冲突解脱[J].计算机工程与应用,2013,49(7):263–266.]
- [7] Zhen Ran, Si Chao, Wu Xueli, et al. Study of the aircraft conflict resolution method based on modified particle swarm optimization[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2016, 37(5): 491–496. [甄然, 司超, 吴学礼, 等. 基于改进粒子群算法的飞行器冲突解脱方法研究[J]. 河北科技大学学报, 2016, 37(5): 491–496.]
- [8] Hong Y, Choi B, Oh G, et al. Nonlinear conflict resolution and flow management using particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(12): 3378–3387.
- [9] Xie Hua, Su Fangzheng, Yin Jianan, et al. Research on classified detection and differential resolution method for U-AV flight conflicts in low altitude airspace[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(9): 3131–3142. [谢华, 苏方正, 尹嘉男, 等. 低空无人机飞行冲突分类探测与差异解脱方法研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(9): 3131–3142.]
- [10] Omer J. A space-discretized mixed-integer linear model for air-conflict resolution with speed and heading maneuvers [J]. Computers and Operations Research, 2015, 58: 75–86.
- [11] Wang Z, Li H, Wang J, et al. Deep reinforcement learning based conflict detection and resolution in air traffic control [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(6): 1041–1047.
- [12] Ghosh S, Laguna S, Lim S H, et al. A deep ensemble method for multi-agent reinforcement learning: A case study on air traffic control[C]//Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling. Guangzhou: AAAI, 2021, 31: 468–476.
- [13] Sui D, Xu W, Zhang K. Study on the resolution of multi-aircraft flight conflicts based on IDQN[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(2): 195–213.
- [14] Price K V, Storn R M, Lampinen J A. Differential evolution: A practical approach to global optimization[M]. Berlin: Springer, 2005.
- [15] Agrawal S, Tiwari A. Solving multimodal optimization problems using adaptive differential evolution with archive[J]. Information Sciences, 2022, 612: 1024–1044.
- [16] Abdel-Nabi H, Ali M Z, Awajan A, et al. An iterative cyclic tri-strategy hybrid stochastic fractal with adaptive differential algorithm for global numerical optimization[J]. Information Sciences, 2023, 628: 92–133.
- [17] Ali I M, Essam D, Kasmarik K. Novel binary differential evolution algorithm for knapsack problems[J]. Information Sciences, 2021, 542: 177–194.
- [18] Sallam K M, Abohany A A, Rizk-Allah R M. An enhanced multi-operator differential evolution algorithm for tackling knapsack optimization problem[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35: 13359–13386.
- [19] Tarkhaneh O, Nguyen T T, Mazaheri S. A novel wrapper-based feature subset selection method using modified binary differential evolution algorithm[J]. Information Sciences, 2021, 565: 278–305.
- [20] Agrawal S, Tiwari A, Yaduvanshi B, et al. Feature subset selection using multimodal multiobjective differential evolution[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 265: 110361.
- [21] Plichoski G F, Chidambaram C, Parpinelli R S. A face recognition framework based on a pool of techniques and differential evolution[J]. Information Sciences, 2021, 543: 219–241.
- [22] Wu B, Wang L, Lv S, et al. Forecasting oil consumption with attention-based IndRNN optimized by adaptive differential evolution[J]. Applied Intelligence, 2023, 53: 5473–5496.
- [23] Gao Z, Zhang M, Zhang L. Ship-unloading scheduling optimization with differential evolution[J]. Information Sciences, 2022, 591: 88–102.
- [24] Gupta S, Shu W, Zhang Y, et al. Differential evolution-driven traffic light scheduling for vehicle-pedestrian mixed-flow networks[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 274: 110636.
- [25] Li Y, Wang S, Yang H, et al. Enhancing differential evolution algorithm using leader-adjoint populations[J]. Information Sciences, 2023, 622: 235–268.
- [26] Wang Y, Liu Z, Wang G. Improved differential evolution using two-stage mutation strategy for multimodal multi-objective optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2023, 78: 101232.
- [27] Dhiman G, Garg M, Nagar A, et al. A novel algorithm for global optimization: Rat swarm optimizer[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 8457–8482.
- [28] Xu Ziyue, Liang Xiaodan. Opposition-based learning DE-RSO hybrid optimizer[J]. Computer Science and Application, 2021, 11(12): 2890–2899. [徐子岳, 梁晓丹. 基于反向学习的 DE-RSO 混合优化算法[J]. 计算机科学与应用, 2021, 11(12): 2890–2899.]
- [29] Awad N H, Ali M Z, Liang J J, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 special session

and competition on single objective bound constrained real-parameter numerical optimization[R].Singapore:Nanyang Technological University,2016.

[30] 中国民用航空局.民用航空空中交通管理规则[EB/OL]. [2017-09-29].http://www.moj.gov.cn/putb/sfbgw/flfggz/flfggz/bmgz/201712/t20171225_146113.html.

Flight Conflict Resolution Method Based on Hybrid Differential Evolution and Rat Swarm Optimizer

WANG Shihao¹, LI Yuzhen^{2*}, XIONG Qibing¹, YANG Hongyu^{3*}

(1.Department of Network Security, Henan Police College, Zhengzhou 450046, China;

2.Department of Network Security and Intelligent Policing, Zhengzhou Police University, Zhengzhou 450000, China;

3.National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract:

Objective With the steady improvement of China's economy, the civil aviation transportation industry continues to recover, and the increasing demand for travel results in a rapid increase in air traffic flow. However, given the limitation of airspace resources, the increase in the number of aircraft inevitably raises the risk of flight conflicts. Therefore, research on flight conflict resolution becomes crucial, and an efficient and reliable conflict resolution method remains essential to address this issue. Two main shortcomings exist in current research on conflict resolution methods: 1) The commonly used conflict resolution methods exhibit low solution accuracy and slow convergence speed, which limit their applicability across different conflict scenarios. 2) The resolution strategies are overly singular, with most studies focusing solely on heading adjustment without sufficient consideration of composite adjustment strategies that integrate heading and speed. Differential Evolution (DE), a population-based global stochastic search algorithm, possesses a simple structure, strong global optimization performance, robust adaptability, and good scalability, making it a feasible solution for global optimization problems such as flight conflict resolution. However, DE exhibits slow search speed, low convergence accuracy, and a tendency to fall into local optima in multi-aircraft conflict resolution problems, which restricts its practicality. Rat Swarm Optimizer (RSO), a novel heuristic algorithm that simulates rat behaviors of chasing and fighting prey, features a simple structure, few regulation parameters, and fast convergence speed and can effectively compensate for DE's limitations. Based on this, the present study combines the advantages of DE and RSO to propose a hybrid algorithm (HDERSO) and applies it to the problem of flight conflict resolution.

Methods HDERSO incorporates the search mechanism of RSO into DE and utilizes a selection probability to adaptively control the generation strategies for offspring individuals at different evolutionary stages. This approach provides directional guidance for the evolution process and avoids blind or ineffective searching. In the early evolutionary stage, the algorithm emphasizes the global exploration capability of DE to search the solution space thoroughly, discover promising regions, and reduce the risk of premature convergence. In the middle and later stages, HDERSO uses the local exploitation ability of RSO to accelerate optimization and enhance convergence accuracy. In addition, control parameters such as the scaling factor and crossover probability influence the quality of DE's offspring individuals. Typically, these parameters require appropriate adjustments during population evolution. Accordingly, HDERSO applies the control parameters to each individual and adaptively generates them by tracking the states of the population and individuals in real-time, improving optimization performance and algorithm applicability.

Results and Discussions The performance of HDERSO is evaluated using the IEEE CEC2017 test set comprising 29 functions with diverse features (2 unimodal functions, seven multimodal functions, 10 hybrid functions, and 10 composition functions). The mean and standard deviation of the optimal solutions obtained by HDERSO and the comparative algorithms are statistically analyzed using Wilcoxon and Friedman tests at the 5% significance level. The experimental results demonstrate that the proposed HDERSO achieves higher solution quality and faster convergence speed. Aircraft involved in flight conflict require feasible resolution trajectories based on conflict resolution methods combined with specific strategies, which lead to certain positional offsets from the planned trajectories. Larger positional offsets result in greater flight delays and increased fuel consumption. A flight conflict resolution model based on minimizing the trajectory offset is constructed, and resolution strategies involving heading adjustment, speed adjustment, and composite adjustment are designed. In addition, three typical flight scenarios with varying conflict characteristics (same-direction intersection, vertical intersection, and opposing head-to-head) are developed, and the proposed HDERSO is used in conflict resolution experiments. The results show that HDERSO resolves conflicts using all three strategies in the same-direction intersection scenario. However, in opposing head-to-head scenarios, HDERSO fails to resolve conflicts using speed adjustment alone but successfully resolves them using heading adjustment and composite adjustment. HDERSO effectively resolves conflicts among multiple aircraft by applying different resolution strategies while maintaining the minimum flight safety interval. The results show that the proposed algorithm produces significantly smaller trajectory offsets and target fitness values across various conflict scenarios compared to other algorithms. The evolution curves fur-

ther confirm that HDERSO is more competitive in convergence speed and solution accuracy, achieving higher accuracy within 250 generations. In addition, the prioritization of the three conflict resolution strategies (heading adjustment, speed adjustment, and composite adjustment) is analyzed based on scenario applicability, solution quality, and operational complexity. The results indicate that in terms of scenario applicability, composite adjustment and heading adjustment outperform speed adjustment; in terms of solution quality, speed adjustment is superior, followed by composite adjustment and heading adjustment; in terms of operational complexity, the strategies are prioritized as heading adjustment, speed adjustment, and composite adjustment.

Conclusions Accordingly, the proposed HDERSO is an effective and feasible conflict resolution method that plans optimal resolution trajectories for different flight scenarios, reducing fuel consumption and minimizing flight costs. The outcomes of this study provide a valuable reference for air traffic control departments in implementing flight conflict resolution measures.

Key words: flight conflict resolution; differential evolution; rat swarm optimizer; conflict resolution strategy

(编辑 李轶楠)

引用格式: Wang Shihao, Li Yuzhen, Xiong Qibing, et al. Flight conflict resolution method based on hybrid differential evolution and rat swarm optimizer[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2025, 57(3): 223–234. [王世豪, 李玉贞, 熊其冰, 等. 基于混合差分进化与鼠群优化算法的飞行冲突解脱方法[J]. *工程科学与技术*, 2025, 57(3): 223–234.]